

## **ВОЗМОЖНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕЙ В КАЧЕСТВЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ В СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОЙ ХИРУРГИИ**

*Галлер В.А.*

*УО «Витебский государственный ордена Дружбы народов  
медицинский университет»*

С помощью нейротехнологий можно решать задачи, имеющие известный и определенный набор условий, на основании которого необходимо получить четкий, точный, недвусмысленный ответ по известному и определенному алгоритму; а также не представляющие возможность учесть все реально имеющиеся условия, от которых зависит ответ, а можно лишь выделить приблизительный набор наиболее важных условий. Так как часть условий при этом не учитывается, ответ носит неточный, приблизительный характер, а алгоритм нахождения ответа не может быть описан точно.

Нейронные сети являются удобным и естественным базисом для представления информационных моделей. Использование нейросетей в медицине, как правило, связано с системами для диагностики и

дифференциальной диагностики заболеваний. При этом для принятия решений могут использоваться самые разнообразные данные – анамнез, клинический осмотр (создаются экспертные системы диагностики, ограничивающиеся только этим набором), результаты лабораторных тестов и сложных функциональных методов. Нейросеть не только умеет распознавать примеры, но и хранит достаточно важную информацию. С помощью нейросетей можно создавать модели органов, систем органов человека, а также в совокупности и самого человека, его поведения, биологических параметров.

На кафедре информационных технологий Витебского государственного медицинского университета осуществляется создание экспертной системы на базе нейросети Кохонена для ранней диагностики таких осложнений оперативных вмешательств, как острый тромбоз глубоких вен нижних конечностей, тромбоэмболия легочной артерии. Обратимся к некоторым теоретическим предположкам, повлиявшим на создание данной нейросети.

Диагностика любого осложнения является частным случаем классификации событий, причем наибольшую ценность представляет классификация тех событий, которые отсутствуют в обучающем нейросети наборе. Здесь проявляется преимущество нейросетевых технологий – они способны осуществлять такую классификацию, обобщая прежний опыт и применяя его в новых случаях.

Нейросеть составляется из большого числа простых вычислительных элементов (нейронов) и обладает более сложным поведением (возможностями) по сравнению с возможностями каждого отдельного нейрона. Нейросеть получает на входе набор входных сигналов (стимулов) и выдает соответствующий им ответ (выходные сигналы нейросети), являющийся решением задачи.

Искусственная нейросеть, как и естественная биологическая нейронная сеть, может обучаться решению задач: нейросеть содержит внутренние адаптивные параметры нейронов и своей структуры, и, меняя их, может менять свое поведение.

Место программирования занимает обучение, тренировка нейросети.

Нейронная сеть обучается решению задачи на некотором «учебнике» – наборе ситуаций, каждая из которых описывает значения входных сигналов нейронной сети и требуемый при этих входных сигналах ответ. «Учебник» представляет собой набор клинических ситуаций с известными решениями, а нейронная сеть при обучении сама строит зависимости между входными сигналами и ответами. Обученная нейросеть может обобщать (интерполировать и экстраполировать) получен-

ный навык решения и выдавать прогноз для новых значениях входных сигналов, ранее не включенных в «учебник».

Структура нейросети адаптирована к решаемой задаче: в нейросеть могут быть включены дополнительные нейроны, если исходная нейросеть не способна обеспечить решение задачи с нужной точностью.

Нейронная сеть даже при сотнях входных сигналов и сотнях тысяч эталонных ситуаций может быть быстро обучена на обычном компьютере. Поэтому нейронные сети имеют широкий круг применимости и позволяют решать сложные задачи прогноза, классификации или диагностики. Возможность работы при наличии большого числа неинформативных, шумовых показателей в составе входных сигналов – специального предварительного их отсева делать не нужно, нейронная сеть сама определит их малоприспособность для решения задачи и позволит в дальнейшем их явно отбросить.

Нейронная сеть одновременно может решать несколько задач на едином наборе входных сигналов – имея несколько выходов, одновременно прогнозировать значения несколько показателей. Алгоритмы обучения накладывают достаточно мало требований на структуру нейронной сети и свойства ее нейронов. Поэтому при наличии экспертных знаний или в случае специальных требований можно целенаправленно выбирать вид и свойства нейронов и нейронной сети, собирать структуру сети вручную, из отдельных элементов, и задавать для каждого из них нужные свойства и ограничения.

В описании базовых идей нейронных сетей сказано, что нейронная сеть может обучиться решению задачи, для которой у человека-эксперта нет работающих с достаточной точностью правил принятия решения, либо вообще отсутствует или недоступен такой человек-эксперт. Обученная нейронная сеть может быть затем представлена в виде явного алгоритма решения задачи, например, в виде набора правил «если ..., то ...», и изучение этого алгоритма может позволить человеку сформировать новые знания. Описанные возможности, в основном, относятся к одной из широко используемых нейросетевых парадигм – слоистым нейросетям, обучаемым алгоритмом обратного распространения, и близким к этой парадигме растущим нейронным сетям на основе идеи каскадной корреляции. Но существуют и другие классы нейронных сетей – нейросети ассоциативной памяти, нейросети для квантования данных, сжатия данных путем построения главных независимых компонент, нейронные сети для разделения смеси сигналов и др. Т.е. круг задач, решаемых нейросетевыми методами, очень и очень широк.

Круг задач, для решения которых используются нейронные сети, во многом совпадает с задачами, для решения которых используются традиционные статистические методы.

По сравнению с линейными методами статистики (линейная регрессия, авторегрессия, линейный дискриминант), нейросети позволяют эффективно строить нелинейные зависимости, более точно описывающие наборы данных. Из нелинейных методов классической статистики известен, пожалуй, только байесовский классификатор, строящий квадратичную разделяющую поверхность – нейронная сеть же может построить разделяющую поверхность более высокого порядка. Высокая нелинейность разделяющей поверхности наивного байесовского классификатора (он работает не с ковариационными матрицами классов, как классический байес, а квантует данные и принимает решение в соответствии с локальными частотами классов) требует достаточно большого числа примеров для оценивания вероятностей для каждого сочетания участков диапазонов значений переменных – нейронная сеть же обучается на всей выборке данных, не фрагментируя её, что повышает точность настройки параметров нейронной сети.

По сравнению с методами непараметрической статистики, нейронные сети с радиальными базисными функциями позволяют сокращать число ядер, оптимизировать координаты и параметр размытости каждого ядра. Это позволяет при сохранении парадигмы локальной ядерной аппроксимации ускорять дальнейший процесс принятия решения.

При необходимости решения и прямой, и обратной задач в статистике обычно требуется построение двух моделей. При использовании же нейронных сетей можно обойтись одной нейронной сетью, первоначально обученной решать прямую задачу.

Также многие преимущества были названы ранее при описании возможностей нейросетей – например, нейронная сеть одновременно может решать несколько задач (при наличии у сети нескольких выходов).

Существует широкий спектр достаточно универсальных способов организации инструментальных средств и собственно процесса применения нейронных сетей на различной программно-аппаратной базе. Всегда можно подобрать наиболее оптимальный для некоторой задачи – всё определяется свойствами задачи и требованиями к решению, а также компетентностью пользователя. Освоить и применять технологии нейронных сетей значительно проще, чем изучать матема-

тическую статистику или нечеткую логику. Для создания нейросетевой медицинской системы требуются не годы, а месяцы.

Многолетние исследования, проводимые с различными явными алгоритмами, показали, что медицинские задачи, имеющие неявный характер (а таких задач большинство), решаются явными методами с точностью и удобством, неприемлемыми для широкого практического использования в конкретных задачах диагностики, прогнозирования и принятия решений. Очевидно, что все вышеизложенное доказывает необходимость, актуальность и востребованность использования искусственных нейронных сетей для решения медицинских задач. Использование нейросетевых технологий открывает качественно иной уровень изучения процессов в такой стохастической системе, как человеческий организм. Особенно они полезны в моделировании при urgentных состояниях, встречающихся в хирургической практике, а также возможности прогнозирования, поскольку степень воздействия на организм при хирургических вмешательствах крайне высока, и было бы не лишним иметь инструмент, помогающий предвидеть течение событий после разных способов воздействия.

Литература:

1. Богомолов С. Д., Киселев С. В., Медведев А. П., Назаров В. М. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования в хирургии // Нижегородский медицинский журнал 2003; 1: - С. 8-12.
2. Миркес Е. М. Нейросетевые ритуалы анализа таблиц данных / VIII Всеросс. Семинар "Нейроинформатика и ее приложения", 2000 Красноярск КГТУ, 2000. - 204с. - С.119-120
3. Таллер В. А. Моделирование и интерпретация медико-биологических данных с помощью нейросетей // Достижения фундаментальной, клинической медицины и фармации. Сборник материалов 60 научной сессии университета, посвященной 60-летию Победы в Великой Отечественной войне. - Витебск, 2005 г. - С. 615-617.
4. Царегородцев В. Г. Общая неэффективность использования суммарного градиента выборки при обучении нейронной сети // Материалы XII Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004. - 196с. - С.145-151. pdf-файл, 225кб.
5. Царегородцев В. Г. Определение оптимального размера нейросети обратного распространения через сопоставление средних весов синапсов // Материалы XIV Международной конференции по нейрокибернетике, Ростов-на-Дону, 2005 Т.2. - С 60-64. pdf-файл, 297кб.
6. Царегородцев В. Г. Оптимизация экспертов boosting-коллектива по их кривым обучения // Материалы XII Всеросс. Семинара Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004. - 196с. - С 152-157. pdf-файл, 220кб.
7. Царегородцев В. Г. Редукция размеров нейросети не приводит к повышению обобщающих способностей // Материалы XII Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения", Красноярск, 2004 - 196с. - С 163-165. pdf-файл, 336кб

- 8 Царегородцев В.Г. Робастная целевая функция для задач нейроаппроксимации / Материалы настоящего семинара
9. Judd K., Small M. Towards long-term prediction / *Physica D*, 2000, №136. - pp.31-44.
10. Keogh E., Lonardi S., Chiu B. Finding surprising patterns in a time series database in linear time and space / *Proc. SIGKDD'02*, Edmonton, Alberta, Canada, 2002 - 11p.
11. Lawrence S., Giles C.L. Overfitting and neural networks: Conjugate gradient and backpropagation / *Proc. IHCNN'2000*, Como, Italy, 2000 - pp.114-119
12. Traina C Jr., Traina A., Wu L., Faloutsos C. Fast feature selection using fractal dimension / *Proc. XV Brazilian Database Symposium*, 2000. - 15p.
13. Wilson D.R., Martinez T.R. The need for small learning rates on large problems / *Proc. IJCNN'2001*, Washington, DC, USA, 2001 - pp.115-119.